УДК 621.586

Е.А. ЗВЯГИНЦЕВА, магистр НТУ «ХПИ»,
А.В. ДУДНИК, ст. преподаватель НТУ «ХПИ»

ПРИМЕНЕНИЕ РЕКУРРЕНТНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ИДЕНТИФИКАЦИИ ПАРАМЕТРОВ ДПТ

В статті розглянуто модель двигуна постійного струму, що побудована як рекурентна нейронна мережа у просторі станів. Виведено співвідношення між параметрами двигуна та ваговими коефіцієнтами мережі. Проведене моделювання.

В статье рассмотрена модель двигателя постоянного тока, что построенная как рекуррентная нейронная сеть в пространстве состояний. Выведено соотношение между параметрами двигателя и взвешивающими коэффициентами сети. Проведенное моделирование.

The application of neural network is discussed in this article. The neural network model for DC motor in state space was obtained and modeled. Several equations for weight coefficients and motor parameters were obtained too.

Постановка проблемы. В условиях современного производства, когда проблема энергосбережения стоит весьма остро, электропривод остаётся одним из основных потребителей электроэнергии. По некоторым оценкам, на долю электропривода в Украине приходится более 60% затрат [1]. Снижать процент потребляемой энергии можно двумя путями: внесением изменений в производственный процесс (повышение его технологичности) и снижением потерь во время переходных процессов (техническое решение). Снижение затрат при переходных процессах особенно актуально для приводов, работающих в режимах частых пусков-остановок и реверсов (экскаваторы, прокатные станы, системы наведения вооружения танков и т.д.). При этом задачу снижения потерь энергии следует решать совместно с обратной ей задачей повышения производительности. Это приводит к необходимости создания оптимальных систем, зачастую реализующих сложные алгоритмы управления.

Анализ литературы. Среди множества различных классов электропривода по прежнему эксплуатируется привод постоянного тока, благодаря линейности характеристик, широкому диапазону регулирования скоростей и простому управлению. Правильная организация токовых диаграмм во время переходных процессов – суть алгоритма оптимального по затратам энергии управления [2]. Однако параметры двигателя, на точном знании которых строится алгоритм управления, подвержены изменениям, что объясняется явлениями намагничивания-размагничивания, нагревом и т.д. Изменения параметров требуют существенной коррекции алгоритмов управления, и коррекцию эту следует выполнять в процессе работы привода, что является сложной задачей. Одним из вариантов решения этой задачи является рекуррентная нейронная сеть. Такая сеть, будучи использована в качестве модели объекта, благодаря своей способности к обучению, сможет не только отслеживать изменения в работе объекта, но и позволит выполнять идентификацию его параметров. Рекуррентные нейронные сети Элмана, отображающие объект в пространстве состояний, позволяют с высокой точностью моделировать линейные и нелинейные объекты[3,4,5]. Особенностью таких сетей является строгая аналитическая зависимость между их весовыми коэффициентами и физическими параметрами моделируемого объекта.

Цель статьи. В данной работе предложено решение задачи идентификации параметров ДПТ путем использования рекуррентной нейронной сети.

Модель ДПТ в пространстве состояний. Рассмотрим модель двигателя постоянного тока, без учёта тиристорного выпрямителя. Модель такого объекта представлена на рис. 1.

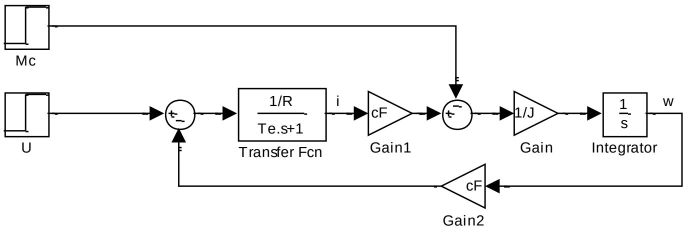

Рис. 1. Модель ДПТ. Входные воздействия U – управляющее напряжение, Mc – момент сопротивления на валу; выходные величины i – ток якоря, ω – скорость вращения; параметры R – активное сопротивление цепи якоря, Te – постоянная якорной цепи, J – приведенный к валу двигателя момент инерции, cФ – произведение конструктивной постоянной на номинальный магнитный поток.

Описывается ДПТ следующей хорошо известной системой уравнений:

$$\begin{cases} U = Ri + L\dfrac{di}{dt} + c\Phi\omega; \\ J\dfrac{d\omega}{dt} = c\Phi i - M_c. \end{cases} \tag{1}$$

Поскольку для построения нейронной сети нас интересует представление объекта в пространстве состояний, то выполним нормальное преобразование системы (1) к известному виду:

$$\begin{cases} \dot{x} = Ax + Bu; \\ y = Cx, \end{cases} \tag{2}$$

где x – вектор переменных состояния; y – вектор выходных переменных; u – вектор входных воздействий; A, B, C – матрицы состояния, управления и выхода соответственно. Дальнейшее рассмотрение будем вести, опираясь на методику, изложенную в [5]. Так как выполняется нормальное преобразование, то переменные состояния будут представлять собой физические величины. Ими будут i и ω, т.е. $x = \begin{bmatrix} i \\ \omega \end{bmatrix}$. В этом случае $x = y$, т.е. выходные величины совпадают с переменными состояния, и матрица $C = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$. Следовательно, далее будем рассматривать только первое уравнение из (2). Вектор входных воздействий включает в себя управляющее напряжение и момент сопротивления на валу, т.е. $u = \begin{bmatrix} u \\ M_c \end{bmatrix}$.

Далее запишем оба уравнения системы в форме Коши, при этом в правой части каждого из них отобразим все составляющие вектора состояний и входных воздействий со своими коэффициентами. Получим:

$$\begin{cases} \dfrac{di}{dt} = -\dfrac{1}{T_e} i - \dfrac{c\Phi}{RT_e}\omega + \dfrac{1}{RT_e} u + 0 \cdot M_c; \\ \dfrac{d\omega}{dt} = \dfrac{c\Phi}{J} i + 0 \cdot \omega + 0 \cdot u - \dfrac{1}{J} M_c. \end{cases} \tag{3}$$

Учитывая выше сказанное, полученная система (3) представляет собой первое уравнение системы (2), записанное в развернутом виде. Следовательно, можем определить матрицы А и В:

$$A = \begin{bmatrix} -\dfrac{1}{\mathrm{T_e}} & -\dfrac{c\Phi}{RT_e} \\ \dfrac{c\Phi}{J} & 0 \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} \dfrac{1}{RT_e} & 0 \\ 0 & -\dfrac{1}{J} \end{bmatrix}. \tag{4}$$

Модель ДПТ в виде рекуррентной нейронной сети. Нейронная сеть реализуется дискретно, следовательно, первое уравнение системы (2) примет вид

$$\dot{x}(n) = Ax(n) + Bu(n), \tag{5}$$

где n – номер отсчёта. Пусть T – период дискретизации, тогда производная переменных состояния с прогнозированием на шаг вперёд будет определяться как $\dfrac{x(n+1) - x(n)}{T}$. Подставив значение производной в (5) и приведя подобные, получим

$$x(n+1) = [I + TA]x(n) + TBu(n), \tag{6}$$

где I – единичная матрица.

Из (6) можно определить весовые коэффициенты рекуррентного слоя нейронной модели:

– коэффициенты для переменных состояния $LW = I + TA$;
– коэффициенты для управляющих сигналов $IP = TB$.

Подставив определённые ранее значения матриц *A* и *B*, получим значения весовых коэффициентов для нейронной модели ДПТ:

$$LW = \begin{bmatrix} 1-\dfrac{T}{T_e} & -\dfrac{T\cdot c\Phi}{RT_e} \\ \dfrac{T\cdot c\Phi}{J} & 1 \end{bmatrix}, \quad IW = \begin{bmatrix} \dfrac{T}{RT_e} & 0 \\ 0 & -\dfrac{T}{J} \end{bmatrix}. \tag{7}$$

Разрабатываемая модель будет иметь вид сети Эльмана с двумя нейронами в 1-м рекуррентном слое и двумя нейронами в выходном слое. Функции активации для обоих слоёв линейные. Весовые коэффициенты для рекуррентного слоя берём из (7), а для выходного слоя – из выше описанной матрицы *C* (т.е. единичные коэффициенты). Модель ДПТ, реализованная как рекуррентная нейронная сеть представлена на рис. 2.

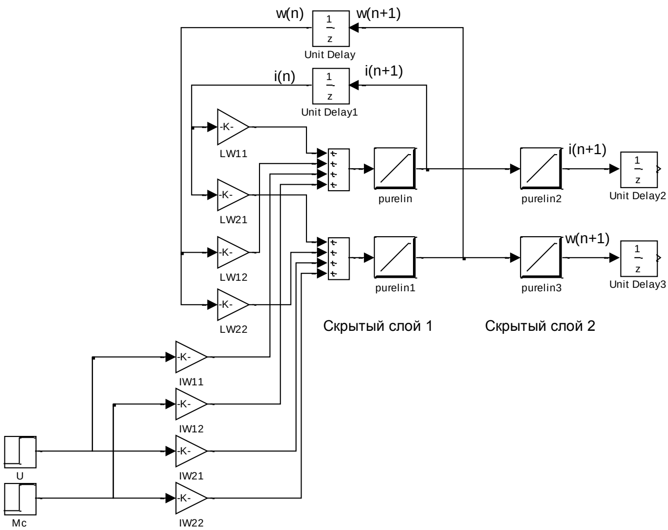

Рис. 2. Рекурсивная нейронная сеть в MATLAB

Два элемента запаздывания, которые расположены на выходе модели, выполняют функцию согласования по времени с результатами схемы, приведенной на рис. 1.

Моделирование выполним для параметров ДПТ, указанных в табл. Там же приведены значения ошибок по току и скорости вращения, полученные на нейронной сети.

Таблица. Параметры ДПТ и ошибки моделирования

R, Ом	T_e, c	J, кГ⋅м^2	сФ, В⋅с	Ошибка по току якоря	Ошибка по скорости вращения
0,553	0,212	0,105	0,583	2,25 %	1,57 %
0,476	0,159	0,144	0,634	3,19 %	1,19 %

Как видно из таблицы, погрешность по току не превышает 3,2%, а по скорости — 1,6%, что обеспечивает достаточную точность моделирования.

Учитывая, что в реальном объекте параметры изменяются, то важным становится вопрос об изменении весовых коэффициентов модели. Весовые коэффициенты будут корректироваться по мере отклонения параметров ДПТ от своих исходных значений – в этом проявляется замечательное свойство нейронных сетей. Далее по весовым коэффициентам определяются текущие значения параметров ДПТ. Соотношения для этого получаются из (7) и имеют вид:

$$T_e = \frac{T}{1-LW_{11}}; \quad J = -\frac{T}{IW_{22}}; \quad R = \frac{1-LW_{11}}{IW_{12}}; \quad c\Phi = -\frac{LW_{21}}{IW_{22}}.$$

Выводы. Рассмотрена рекуррентная модель ДПТ, характеризующаяся высокой точностью. Были выведены соотношения для определения параметров ДПТ по весовым коэффициентам модели.

Дальнейшие исследования будут направлены на рассмотрение алгоритма обучения рекуррентной нейронной сети.

Список литературы: **1.** *Клепиков В.Б., Розов В.Ю.* О роли электропривода в решении проблем энергосбережения в Украине // Вестник НТУ «ХПИ»: сборник научных трудов «Проблемы автоматизированного привода. Теория и практика». – Харьков – 2008, № 30 – с. 18-21. **2.** *Дудник О.В.* Оцінка можливостей енергозаощадження в позиційних електроприводах постійного струму // Вестник НТУ «ХПИ»: сборник научных трудов «Новые решения в современных технологиях». – Харьков – 2002, № 6, Т.2 – с. 141-147. **3.***Орловский И.А.* Нахождение параметров нелинейных регуляторов в системах электропривода с использованием искусственного интеллекта // Технічна електродинаміка «Проблеми сучасної електротехніки» – 2006 – Ч.7 – с. 57-62. **4.** *Орловский И.А.* Определение параметров привода постоянного тока в режиме ограничения тока якоря // Електротехніка та електроенергетика. – 2002 – № 1 – с. 63-66. **5.** *Орловский И.А.* Модель тиристорного электропривода постоянного тока на рекуррентных нейронных сетях// Радіоелектроніка, інформатика, управління. – 2006 – № 1 – с. 151-159.

Поступила в редколлегию 07.04.2011